

DOI: 10.12158/j.2096-3203.2022.06.004

考虑用户响应度模糊控制的需求响应双层博弈模型

谢雨奇¹, 曾伟², 马瑞¹

(1. 长沙理工大学电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410114;

2. 国网江西省电力有限公司电力科学研究院, 江西 南昌 330096)

摘要:配电网中分布式新能源、可控负荷等柔性资源参与电网需求响应已成为新型电力系统削峰填谷的重要手段,而如何考虑用户响应度和平衡多主体利益十分关键。为此,文中首先建立用户响应度的模糊控制模型,并给出考虑用户响应度模糊性的供电方、负荷聚合商、用户等多主体需求响应参与方效益函数模型;进而以日负荷曲线偏差最小和系统成本最小为优化目标,上层优化采用供电方最优需求响应方案,下层优化在供电方及负荷聚合商之间求得最优任务分配,从而建立供电方、负荷聚合商、用户等多主体协同需求响应双层模型,并提出基于 Stackelberg 博弈理论和 k -means 聚类算法的求解方法;最后以某地区历史数据进行模拟仿真。结果表明文中模型在考虑用户响应度和协同多主体利益下能有效筛选优质需求响应资源,平抑负荷波动。

关键词:多目标优化;Stackelberg 博弈;需求响应; k -means 聚类算法;不确定性;模糊控制

中图分类号: TM734

文献标志码: A

文章编号: 2096-3203(2022)06-0030-09

0 引言

大量接入分布式新能源会导致配电网中电压波动、谐波污染、峰谷差扩大等问题^[1]。需求响应(demand response, DR)可以通过激励用户改变用电行为,有效消纳分布式新能源。然而用户参与 DR 的行为具有不确定性,传统 DR 资源大多来自负荷占比较大的工业园区,而居民用户地理位置分散、行为模式不一,限制了其参与响应的能力^[2]。因此综合考虑用户不确定性问题的 DR 配电网优化调度研究具有重要意义。

现阶段已有学者对 DR 的不确定性作出深入研究。部分学者试图探索新的数学方法描述用户的不确定性,如文献[3]引入用电舒适度指标描述用户在 DR 执行方面的不确定性;文献[4]采用积分制及调整因子实时模拟用户不确定性;文献[5]基于扩展概率性序列运算理论,建立不确定性概率模型。居民响应能力与个人习惯、激励水平等随机模糊因素相关且具有可变性^[6],上述文献虽提出了新的机制和方法处理用户的不确定性问题,但并未涉及居民不确定性的根本原因。文献[7]基于消费者心理学原理分析用户行为不确定性;文献[8]采用 Weibull 分布对其用户行为进行拟合;文献[9-10]通过模糊集理论对用户的不确定性进行建模,根据混合整数规划方法对模型求解。上述文献拟合了用户的响应行为,但并未将不确定性因素映射至用户

个体,使得模型与用户实际情况不符。

为深入研究 DR 优化调度机制,文献[11-12]以运行成本最低为目标制定系统运行计划,搭建 DR 调度框架;文献[13]以清洁能源出力和负荷的差值作为 DR 的定价依据,建立两阶段的分布鲁棒分布式电源规划模型;文献[14-17]向外求变以期建立全新的电力市场交易机制及 DR 机制,比如区块链技术、能效指标机制。上述文献均探索了新型 DR 机制,但并未体现如何引导用户参与 DR 进而平抑负荷波动。而实际上,建立合理的定价模型能更有效地引导用户参与 DR,发挥其削峰填谷、平抑负荷波动的作用。

如今也有文献对博弈理论应用于 DR 用户侧的控制策略作出了深入研究。文献[18]构建了电网公司与多个用户的 DR 主从博弈模型,但用户数量不能过多;文献[19]针对大规模用户参与博弈的迭代效率问题,提出了以小区为代理协助居民对博弈策略进行并行更新的方法;文献[20-21]通过演化博弈模型模拟聚合商间的用电行为,建立了售电商和用户之间的主从博弈模型;文献[22]以联盟利益最大化为目标,协商确定了配电网与微网间的交互电价与交互功率,用改进的 Shapley 分配法分配组成联盟后的额外收益。上述文献均采用博弈理论解决多主体利益分配问题,博弈理论仅适合在少数博弈者之间求解,博弈参与者过多会导致“维度灾”。

为解决用户响应行为的不确定性问题,文中引入模糊控制方法来拟合用户响应度,并深入用户个体对其模糊控制算子权重进行迭代修正,使拟合结

收稿日期:2022-06-27;修回日期:2022-09-19

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51977012)

果更加贴近实际情况;为更好地发挥 DR 平抑负荷波动的效果,文中引导用户削峰填谷,建立了供电方、负荷聚合商和用户三方协调互动的双层模型;为避免博弈理论的“维度灾”问题,文中将 Stackelberg 博弈与 k -means 聚类算法结合,通过 Stackelberg 博弈为供电方与负荷聚合商提供最优的 DR 方案,再以 k -means 算法为各用户分配任务。通过算例仿真和结果分析表明该模型能提高 DR 平抑负荷波动的效果。

1 用户响应度模糊控制模型

1.1 用户隶属度函数模型

文中设定以 1 d 为一个调度周期,一个周期内有 T 个调度窗口,模型中存在三方参与者,即 1 个供电方, M 个负荷聚合商, N 个用户。DR 中不确定性因素主要源自用户响应行为的不确定性,如何精准预测用户的响应行为是提高模型调度结果精度的关键。

已知用户具有趋利性且通过调节自身的 DR 容量使其收益最大化。负荷聚合商会给予参与 DR 的用户补偿,但用户可用负荷减少依然会导致用户响应度降低,从而影响用户的 DR 执行情况。因此提取用户的可用负荷比例 λ 作为模糊变量,采用三角形隶属度函数 $\mu_{LG}(\lambda)$, $\mu_{MG}(\lambda)$, $\mu_{HG}(\lambda)$, 如式(1)所示。其中,下标 LG、MG、HG 分别表示可用负荷比例 λ 的 3 种模糊集,即低可用负荷比例、中等可用负荷比例、高可用负荷比例。

$$\begin{cases} \mu_{LG}(\lambda) = \frac{c_{LG} - \lambda}{c_{LG} - b_{LG}} & b_{LG} \leq \lambda \leq c_{LG} \\ \mu_{MG}(\lambda) = \begin{cases} \frac{\lambda - a_{MG}}{b_{MG} - a_{MG}} & a_{MG} \leq \lambda \leq b_{MG} \\ \frac{c_{MG} - \lambda}{c_{MG} - b_{MG}} & b_{MG} < \lambda \leq c_{MG} \end{cases} \\ \mu_{HG}(\lambda) = \frac{\lambda - a_{HG}}{b_{HG} - a_{HG}} & a_{HG} \leq \lambda \leq b_{HG} \end{cases} \quad (1)$$

式中: a, b, c 为三角形隶属度函数的三元组参数。

用户执行 DR 的时段也会对用户响应度造成影响,如在负荷高峰执行 DR,则响应度变化更大;在负荷低谷执行 DR,则变化较小。因此提取用户响应时段 t_r 作为模糊变量,由于日负荷曲线呈现双峰特征,因此采用三角形隶属度函数,即 $\mu_{ST}(t_r)$, $\mu_{MT}(t_r)$, $\mu_{LT}(t_r)$, 如式(2)所示。其中,下标 ST、MT、LT 分别表示用户响应时段 t_r 的 3 种模糊集,即凌晨谷时段、白日峰时段、夜晚平时段。

$$\begin{cases} \mu_{ST}(t_r) = \frac{c_{ST} - t_r}{c_{ST} - b_{ST}} & b_{ST} \leq t_r \leq c_{ST} \\ \mu_{MT}(t_r) = \begin{cases} \frac{t_r - a_{MT}}{b_{MT} - a_{MT}} & a_{MT} \leq t_r \leq b_{MT} \\ \frac{c_{MT} - t_r}{c_{MT} - b_{MT}} & b_{MT} < t_r \leq c_{MT} \end{cases} \\ \mu_{LT}(t_r) = \frac{t_r - a_{LT}}{b_{LT} - a_{LT}} & a_{LT} \leq t_r \leq b_{LT} \end{cases} \quad (2)$$

针对用户的响应度 σ ,参考文献[23-24]所提隶属度函数模型,给予响应度的 5 种模糊集,即完全不响应 VN、低响应 N、中等响应 M、高响应 S、完全响应 VS。建立隶属度函数模型 $\mu_{VN}(\sigma)$, $\mu_N(\sigma)$, $\mu_M(\sigma)$, $\mu_S(\sigma)$, $\mu_{VS}(\sigma)$, 如下:

$$\begin{cases} \mu_{VN}(\sigma) = \frac{c_{VN} - \sigma}{c_{VN} - b_{VN}} & b_{VN} \leq \sigma \leq c_{VN} \\ \mu_N(\sigma) = \begin{cases} \frac{\sigma - a_N}{b_N - a_N} & a_N \leq \sigma \leq b_N \\ \frac{c_N - \sigma}{c_N - b_N} & b_N < \sigma \leq c_N \end{cases} \\ \mu_M(\sigma) = \begin{cases} \frac{\sigma - a_M}{b_M - a_M} & a_M \leq \sigma \leq b_M \\ \frac{c_M - \sigma}{c_M - b_M} & b_M < \sigma \leq c_M \end{cases} \\ \mu_S(\sigma) = \begin{cases} \frac{\sigma - a_S}{b_S - a_S} & a_S \leq \sigma \leq b_S \\ \frac{c_S - \sigma}{c_S - b_S} & b_S < \sigma \leq c_S \end{cases} \\ \mu_{VS}(\sigma) = \frac{\sigma - a_{VS}}{b_{VS} - a_{VS}} & a_{VS} \leq \sigma \leq b_{VS} \end{cases} \quad (3)$$

其中,下标 VN、N、M、S、VS 分别表示用户响应度 σ 的 5 种模糊集。

1.2 模糊控制规则建立

根据经验法设计如下模糊规则标准:

(1) 可用负荷比例越多,获利越少,则响应度越低;可用负荷比例适中,则用户响应度较高;可用负荷比例越低,可用电量越少,则响应度越低。

(2) 响应时段越靠近工作时间,则用户响应度越高;响应时段越靠近休息时间,则用户响应度越低。

可用负荷比例和响应时段的取值各 3 个,进行任意组合,设立 9 条模糊控制规则,如表 1 所示。

由于模糊规则不能完全符合每名用户的行为准则,因此,文中以用户响应度为参变量对模糊规则的权重进行迭代,使其更加贴近用户的实际响应

表 1 模糊控制规则
Table 1 Rules of fuzzy control

t_i 模糊集	不同 λ 和 t_i 模糊集下的用户响应度 σ 对应模糊集		
	LG	MG	HG
ST	VN	N	VN
MT	M	VS	S
LT	N	N	VN

度,如式(4)所示。

$$\omega'_{m,n,t} = (\sigma'_{m,n,t} - \sigma_{m,n,t})\omega_{m,n,t} / (1 - \sigma'_{m,n,t}) \quad (4)$$

式中: $\omega_{m,n,t}$, $\omega'_{m,n,t}$ 分别为 t 时段模糊控制迭代前后第 n 个用户的对应模糊控制规则算子权重; $\sigma_{m,n,t}$, $\sigma'_{m,n,t}$ 分别为 t 时段模糊控制迭代前后第 n 个用户的响应度;下标 m 为负荷聚合商编号。用户响应度模糊控制模型如图 1 所示。

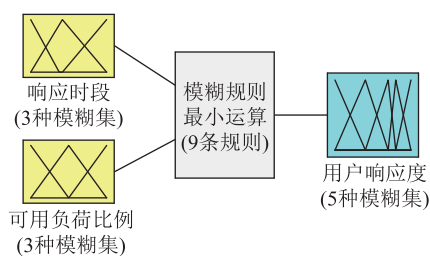


图 1 用户响应度模糊控制模型

Fig.1 Fuzzy control model of user responsiveness

2 考虑用户响应度的 DR 参与方效益函数模型

调度地区根据昨日负荷曲线制定分时电价,取昨日负荷的平均值 \bar{L} ,对于不同的时段,配置不同的分时电价。

$$\bar{L} = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T L_i \quad (5)$$

$$s = \frac{1}{T} \sqrt{\sum_{i=1}^T \frac{(L_i - \bar{L})^2}{\bar{L}}} \quad (6)$$

$$p_{zy,t} = \begin{cases} p_{zy,h} & L_t > (1+s)\bar{L} \\ p_{zy,c} & (1-s)\bar{L} \leq L_t \leq (1+s)\bar{L} \\ p_{zy,l} & L_t < (1-s)\bar{L} \end{cases} \quad (7)$$

$$p_{zd,t} = \begin{cases} p_{zd,h} & L_t > (1+s)\bar{L} \\ p_{zd,c} & (1-s)\bar{L} \leq L_t \leq (1+s)\bar{L} \\ p_{zd,l} & L_t < (1-s)\bar{L} \end{cases} \quad (8)$$

式中: T 为一个调度周期的分时时段数; L_t 为 t 时段的负荷量; $p_{zy,t}$ 为 t 时段可转移负荷单位补偿电价; $p_{zd,t}$ 为 t 时段可中断负荷单位补偿电价; s 为日内负荷偏差; $p_{zy,h}$, $p_{zy,c}$, $p_{zy,l}$ 分别为可转移负荷在峰时

段、平时段、谷时段的单位电价; $p_{zd,h}$, $p_{zd,c}$, $p_{zd,l}$ 分别为可中断负荷在峰时段、平时段、谷时段的单位电价。

2.1 供电方效益函数模型

供电方 G 执行 DR 的目的是削峰填谷,使负荷曲线趋于平整。文中通过建立负荷偏差函数评价 DR 带来的效益,供电方在模型中获得的效益可用负荷偏差函数 $W_G(L)$ 表征, L 为日负荷曲线向量。

$$W_G(L) = \frac{1}{T} \sqrt{\sum_{i=1}^T \left(\frac{\sum_{t=1}^T L_t/T - L_t}{\sum_{t=1}^T L_t/T} \right)^2} \quad (9)$$

2.2 负荷聚合商效益函数模型

负荷聚合商通过签订协议支付报酬给用户,以获得用户的可调容量,并统一调配可调容量响应供电方的需求。文中要求负荷聚合商负责对负荷进行聚类,供电方按照刚性负荷、可转移负荷、可中断负荷对负荷聚合商进行分类补偿。

供电方 G 按照分时电价给予负荷聚合商价格补偿,其模型如下。

(1) 刚性负荷的补偿函数。刚性负荷是用户每日必需且不会随用户意愿转移的负荷,无法执行 DR,故不计入 DR 模型中。

(2) 可转移负荷的补偿函数。可转移负荷是用户每日必需且使用时段由用户意愿支配的负荷,文中利用其达到填谷的目的。为准确地将可转移负荷由峰时段转移至谷时段,文中采用分时补偿电价对其进行补偿。

$$\Delta L_{m,zy} = \sum_{n=1}^{N_m} \Delta L_{m,n,zy} \quad (10)$$

$$W_{m,zy}(\Delta L_{m,zy}) = \Delta L_{m,zy} p_{zy}^T \quad (11)$$

式中: p_{zy} 为可转移负荷分时补偿电价,可使供电方按时段调控负荷曲线; $W_{m,zy}(\cdot)$ 为可转移负荷的补偿函数; $\Delta L_{m,zy}$ 为第 m 个负荷聚合商明日可调动的分时可转移负荷容量; $\Delta L_{m,n,zy}$ 为与第 m 个负荷聚合商签约的第 n 个用户可调动的分时可转移负荷容量; N_m 为第 m 个聚合商下属的用户数量。

(3) 可中断负荷的补偿函数。可中断负荷不属于用户每日必需负荷,用户可以按供电方需求自由选择何时中断该部分负荷,文中利用其达到调峰的目的。在利用可转移负荷满足填谷需求后,利用可中断负荷满足剩余的调峰需求,因此可中断负荷也采用分时补偿电价。

$$\Delta L_{m,zd} = \sum_{n=1}^{N_m} \Delta L_{m,n,zd} \quad (12)$$

$$W_{m,zd}(\Delta L_{m,zd}) = \Delta L_{m,zd} p_{zd}^T \quad (13)$$

$$W_m(\Delta L_{m,zy}, \Delta L_{m,zd}) = W_{m,zy}(\Delta L_{m,zy}) + W_{m,zd}(\Delta L_{m,zd}) \quad (14)$$

$$\Delta L_m = \Delta L_{m,zy} + \Delta L_{m,zd} \quad (15)$$

式中: $\Delta L_{m,zd}$ 为第 m 个负荷聚合商明日可调动的分时可中断负荷容量; $\Delta L_{m,n,zd}$ 为与第 m 个负荷聚合商签约的第 n 个用户可调动的分时可中断负荷容量; $W_{m,zd}(\cdot)$ 为可中断负荷的补偿函数; p_{zd} 为可中断负荷分时补偿电价; ΔL_m 为第 m 个负荷聚合商的分时负荷削减量; $W_m(\cdot)$ 为第 m 个负荷聚合商的补偿函数。

2.3 用户效益函数模型

在一个地区中,存在 M 个负荷聚合商,各个聚合商按照地域划分负责用户,第 m 个聚合商负责聚合其区域内用户上报的可调容量,并按刚性负荷、可转移负荷、可中断负荷进行分类,第 m 个聚合商对第 n 个用户的补偿函数 $W_{m,n}(\Delta L_{m,n})$ 为:

$$W_{m,n,zy,t}(\Delta L_{m,n,zy,t}) = \begin{cases} \Delta L_{C,zy,t} p_{com,zy,t} & \Delta L_{m,n,zy,t} \geq \Delta L_{C,zy,t} \\ \Delta L_{m,n,zy,t} p_{com,zy,t} - (\Delta L_{C,zy,t} - \Delta L_{m,n,zy,t}) p_{pun,zy,t} & \\ k_{zy} \Delta L_{C,zy,t} < \Delta L_{m,n,zy,t} < \Delta L_{C,zy,t} & \\ - (\Delta L_{C,zy,t} - \Delta L_{m,n,zy,t}) p_{pun,zy,t} & \\ \Delta L_{m,n,zy,t} \leq k_{zy} \Delta L_{C,zy,t} & \end{cases} \quad (16)$$

$$W_{m,n,zd,t}(\Delta L_{m,n,zd,t}) = \begin{cases} \Delta L_{C,zd,t} p_{com,zd,t} & \Delta L_{m,n,zd,t} \geq \Delta L_{C,zd,t} \\ \Delta L_{m,n,zd,t} p_{com,zd,t} - (\Delta L_{C,zd,t} - \Delta L_{m,n,zd,t}) p_{pun,zd,t} & \\ k_{zd} \Delta L_{C,zd,t} < \Delta L_{m,n,zd,t} < \Delta L_{C,zd,t} & \\ - (\Delta L_{C,zd,t} - \Delta L_{m,n,zd,t}) p_{pun,zd,t} & \\ \Delta L_{m,n,zd,t} \leq k_{zd} \Delta L_{C,zd,t} & \end{cases} \quad (17)$$

$$W_{m,n,t}(\Delta L_{m,n,t}) = W_{m,n,zy,t}(\Delta L_{m,n,zy,t}) + W_{m,n,zd,t}(\Delta L_{m,n,zd,t}) \quad (18)$$

$$W_{m,n}(\Delta L_{m,n}) = \sum_{t=1}^T W_{m,n,t}(\Delta L_{m,n,t}) \quad (19)$$

$$\Delta L_{m,n} = \Delta L_{m,n,zy} + \Delta L_{m,n,zd} \quad (20)$$

式中: $W_{m,n,zy,t}(\cdot)$, $W_{m,n,zd,t}(\cdot)$ 分别为第 n 个用户在 t 时段执行可转移负荷和可中断负荷 DR 的补偿函数; $\Delta L_{m,n,zy,t}$, $\Delta L_{m,n,zd,t}$ 分别为第 n 个用户在 t 时段的可转移负荷及可中断负荷的实际响应量; $\Delta L_{C,zy,t}$, $\Delta L_{C,zd,t}$ 分别为协议中规定的 t 时段应达到的可转移负荷及可中断负荷的响应量; $p_{com,zy,t}$, $p_{com,zd,t}$ 分别为用户响应的可转移负荷及可中断负荷的单位补偿价格; $p_{pun,zy,t}$, $p_{pun,zd,t}$ 分别为可转移负

荷及可中断负荷未达到规定响应量的差额应给予的单位惩罚价格; k_{zy} , k_{zd} 为协议中规定的最小响应比例,由负荷聚合商与用户自行决定最小响应比例大小; $W_{m,n,t}(\cdot)$ 为 t 时段第 m 个聚合商下属的第 n 个用户的补偿函数; $\Delta L_{m,n,t}$ 为 t 时段第 m 个聚合商下属的第 n 个用户响应的分时负荷削减量; $\Delta L_{m,n}$ 为第 m 个聚合商下属的第 n 个用户响应的分时负荷削减量。

3 考虑用户响应度模糊控制的多主体 DR 双层优化模型

3.1 上层优化模型及其约束条件

优化模型分为 2 层,上层优化模型为供电方求得最优 DR 方案;下层模型在供电方及负荷聚合商之间求得最优任务分配,并按排序向用户提出 DR 任务。

上层模型的目标是以最小的成本换取最小的负荷偏差值。负荷偏差函数可用式(9)表示,成本函数可用式(14)表示,则其优化目标函数应为:

$$\begin{cases} F_{UP}(L) = \min(W_C(L), W_m(\Delta L_{m,zy}, \Delta L_{m,zd})) \\ \text{s.t.} \quad \sum_{t=1}^T \Delta L_{zy,t} = 0 \\ \Delta L = \sum_{m=1}^M \Delta L_{m,zy} + \sum_{m=1}^M \Delta L_{m,zd} \\ \Delta L_{zy,t,down} \leq \sum_{m=1}^M \Delta L_{m,zy,t} \leq \Delta L_{zy,t,up} \\ \Delta L_{zd,t,down} \leq \sum_{m=1}^M \Delta L_{m,zd,t} \leq \Delta L_{zd,t,up} \end{cases} \quad (21)$$

式中: ΔL 为整体调度地区的分时负荷削减量; $\Delta L_{zy,t,up}$, $\Delta L_{zy,t,down}$ 分别为调度区域 t 时段可转移负荷的上、下限; $\Delta L_{zy,t}$ 为调度地区 t 时段可调动的可转移负荷容量; $\Delta L_{m,zy,t}$ 为 t 时段第 m 个负荷聚合商可调动的分时可转移负荷容量; $\Delta L_{m,zd,t}$ 为 t 时段第 m 个负荷聚合商可调动的分时可中断负荷容量; $\Delta L_{zd,t,up}$, $\Delta L_{zd,t,down}$ 分别为调度区域 t 时段可中断负荷的上、下限。

通过多目标遗传算法对式(21)目标函数求解可获得 DR 方案的最优分配解集,称为帕累托非劣解集,包含 j 个非劣解,表示为 $P_j = [L_1 L_2 \cdots L_j]$,非劣解集 P_j 对应的函数值 F_j 为:

$$F_j = \begin{bmatrix} W_C(L_1) & W_C(L_2) & \cdots & W_C(L_j) \\ W_m(L_1) & W_m(L_2) & \cdots & W_m(L_j) \end{bmatrix} \quad (22)$$

负荷聚合商通过 k -means 聚类算法^[25]整理非劣解集 P_j ,得到用户可调容量排序,并将其作为下层模型的输入。

3.2 下层负荷聚合商 Stackelberg 博弈模型

下层模型采用 Stackelberg 博弈理论结合遗传算法求解^[26-27]。负荷聚合商的效益函数为供电方给予负荷聚合商的酬金与用户签约成本的差额,模型可表示为:

$$U_m(\Delta L_m) = W_m(\Delta L_m) - \sum_{n=1}^{N_m} W_{m,n}(\Delta L_{m,n}) \quad (23)$$

式中: $U_m(\cdot)$ 为第 m 个聚合商的效益函数。

负荷聚合商的目标始终是自身的效益函数最大化,而供电方在非劣解集中挑选最优策略以达到最少成本换取最大利益的目的,即:

$$\begin{cases} F_{\text{DOWN}}(L) = \max(U_G(P_j), U_m(\Delta L_m)) \\ U_G(P_j) = \frac{(1 - W_G(L_j)) / \max(W_G(L_j))}{W_m(L_j) / \max(W_m(L_j))} \\ \text{s.t. } \Delta L_{m,t,\text{down}} \leq \Delta L_{m,t} \leq \Delta L_{m,t,\text{up}} \end{cases} \quad (24)$$

式中: $U_G(\cdot)$ 为供电方的效益函数; $\Delta L_{m,t,\text{up}}$, $\Delta L_{m,t,\text{down}}$ 分别为 t 时段第 m 个聚合商的可调容量上、下限; $\Delta L_{m,t}$ 为 t 时段第 m 个聚合商的可调容量。

以供电方为领导决策者,供电方在其策略空间非劣解集 P_j 中,随机抽取一个策略 L_j ,作为供电方的初始策略;第 m 个聚合商在观测到供电方的策略后,在其可调容量区间内,选择一组最优的策略 ΔL_{m1} ,可得到博弈参与者的策略组 $[\Delta L_{11} \Delta L_{21} \cdots \Delta L_{M1}]$;将策略组反馈至供电方,求解最优的策略,并反馈给博弈参与者,如此循环直到决策变量变化幅度小于阈值,获得 Stackelberg 博弈均衡解 $[L_j^* \Delta L_{11}^* \Delta L_{21}^* \cdots \Delta L_{M1}^* \cdots \Delta L_{m1}^* \cdots \Delta L_{M1}^*]$, L_j^* 为供电方在博弈中选择的最终策略; ΔL_{m1}^* 为第 m 个聚合商在博弈中选择的最终策略。

通过 Stackelberg 博弈,获得负荷聚合商之间的任务分配后,负荷聚合商通过模糊控制方法预测用户的响应度。根据用户可调容量、响应度对下属用户再次进行 k -means 聚类排序,根据排序分配 DR 任务。排序公式为:

$$\Delta P_{m,n} = \sum_{t=1}^T \sigma_{m,n,t} \Delta L_{m,n,t} \quad (25)$$

式中: $\Delta P_{m,n}$ 为用户 n 的总可调容量。

3.3 DR 优化模型求解流程

供电方首先根据预测得出调度地区明日负荷曲线,即预测负荷曲线,并通过多目标遗传算法得出达到 DR 最优效果所需要的 DR 方案集;其次,通过 Stackelberg 博弈解出最优 DR 方案并将任务分配给各个负荷聚合商,负荷聚合商负责对用户负荷进行聚类排序;然后,综合考虑每名用户的响应度和可调容量,将 DR 任务分配给与其签订协议的用户,

并通过用户响应度预测用户对 DR 的执行情况;最后,将预测结果反馈给负荷聚合商,重新对用户进行聚类排序,如果负荷偏差值符合要求,则方案通过。

模型可以在迭代中根据用户响应度及响应容量筛选优质可调资源,逐渐优化响应效果。DR 双层优化模型如图 2 所示。

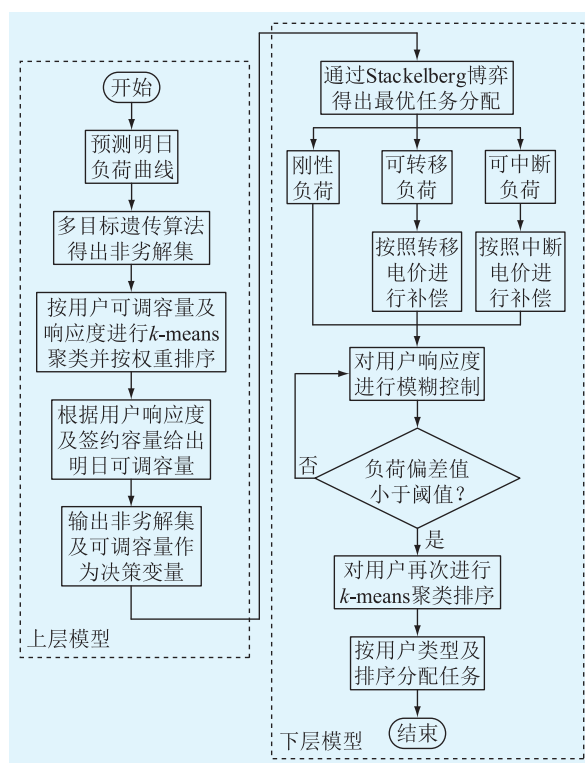


图 2 DR 双层优化模型

Fig.2 Two-layer optimization model of DR

4 算例仿真及结果分析

文中采用某地区历史数据进行模拟仿真。首先对历史数据进行分析,每 15 min 对调度地区负荷数据进行一次检测,因此取 $T = 96$;调度地区存在 3 个负荷聚合商、240 个用户;对调度地区负荷时段进行分类,分时电价设置如表 2 所示。

表 2 可转移负荷及可中断负荷初始分时补偿电价

Table 2 Initial time-sharing compensation price for transferable load and interruptible load 元

负荷种类	峰时段	平时段	谷时段
可转移负荷	1.5	0.7	-0.5
可中断负荷	1.2	0.5	0

根据历史数据及明日的气象数据,预测明日的负荷曲线,将数据代入多目标遗传算法中,求出符合要求的可转移负荷及可中断负荷任务分配的非劣解集,帕累托前沿如图 3 所示。

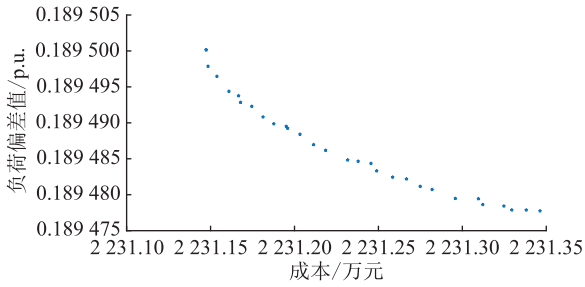


图3 多目标遗传算法非劣解集帕累托前沿

Fig.3 Pareto frontier of non-inferior solution set of multi-objective genetic algorithm

求出非劣解集后,通过比较各个非劣解的性价比,在非劣解集中寻找最优解。根据多目标优化所得最优解,可得到应削减的负荷量及预测负荷削减后的负荷曲线。预测结果如图4所示。

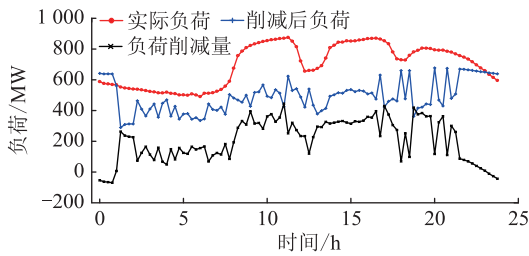


图4 实际负荷、削减后负荷及负荷削减量曲线

Fig.4 Curves of actual load, load after reduction and load reduction

负荷聚合商将 DR 任务分配给其下属的用户后,通过响应度预测用户响应情况,并反馈至预测负荷曲线,得出执行 DR 后的负荷曲线,计算其负荷偏差值,如负荷偏差值小于既定阈值,则方案通过。调度地区执行 DR 后的负荷曲线如图5所示。

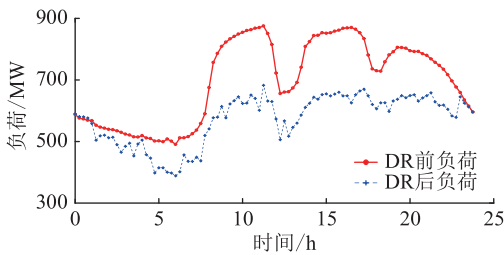


图5 DR 前后负荷曲线对比

Fig.5 Comparison of load curves before and after DR

然后通过 Stackelberg 博弈算法获得均衡解,以获得各个负荷聚合商之间的最优分配。负荷聚合商获得 DR 任务后,通过 k -means 聚类算法,将下属用户进行分类,并根据权重分配综合考虑可调容量及用户响应度对用户参与响应进行排序。负荷聚合商 1 的下属用户负荷分类如图6所示。

由图6可知,Ⅲ类用户可调容量大但响应度低,Ⅱ类用户可调容量、响应度适中,Ⅰ类用户可调容

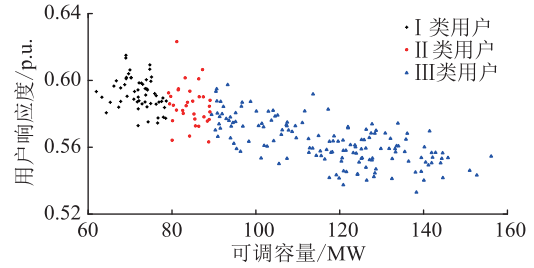


图6 负荷聚合商 1 的用户 k -means 聚类

Fig.6 User k -means clustering of load aggregator 1

量小但响应度高。由排序公式可得,Ⅰ、Ⅱ、Ⅲ类用户的平均可调容量分别为 41.068 6 MW、44.014 6 MW、38.686 5 MW。

Ⅱ类用户平均可调容量最高,因此首先考虑Ⅱ类用户任务分配,Ⅰ类用户次之,Ⅲ类用户排在最后。在下次 DR 任务中,上次被标记为Ⅱ类的用户,将会提高任何份额并优先选择。通过这种方式可以筛选优质用户,并优化 DR 执行效果。

相较于其他 DR 模型,文中模型采用双层设计,深入挖掘用户侧的响应模式,特别是关注到用户响应度对 DR 响应程度的影响。当不计及用户不确定性时,其 DR 执行结果如图7所示。计及与不计及用户不确定性的数据指标对比如表3所示。

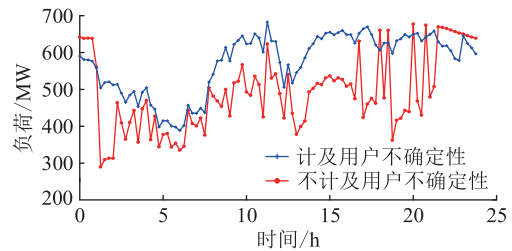


图7 计及与不计及用户不确定性 DR 效果对比

Fig.7 DR effect comparison including and excluding user uncertainty

表3 计及与不计及用户不确定性的数据指标对比

Table 3 Comparison of data indicators including and excluding user uncertainty

数据指标	计及用户不确定性	不计及用户不确定性
负荷偏差值/%	14.79	20.80
成本/万元	279.9	275.2
平均负荷削减量/MW	81.65	154.00

由图7和表3可知,当计及用户不确定性时,每千瓦负荷削减成本达 34.28 元,比不计及用户不确定性的成本高出 47.9%,但响应后的负荷波动降低了 6.01%,且平均负荷削减量减小了 72.35 MW,这表示在尊重用户消费意愿的前提下,计及用户不确定性可以更好地降低负荷波动,且仅增加了 4.7 万元成本,达成了更好的 DR 效果。

为证明迭代优化特性,文中进行了5次迭代训练,随迭代次数变化得到的需求响应结果如表4所示。

表4 需求响应结果

Table 4 The results of response demand

迭代次数	负荷偏差值/%	成本/万元	负荷削减量/MW
1	15.40	203.3	120.30
2	15.23	268.6	74.88
3	15.07	336.3	101.65
4	14.94	261.1	118.47
5	14.79	279.9	81.65

由仿真结果可知,模型每降低1%的负荷偏差,所需成本为38.5万元,相较于传统DR模型降低了54.8万元。模型在第1次迭代后负荷偏差值为15.40%,在第5次迭代后负荷偏差值为14.79%,因此文中模型可随迭代次数增加逐步优化,提高DR平抑负荷波动的效果。

5 结论

文中以负荷曲线偏差最小和使用成本最小为优化目标,计及参与DR用户的响应度及不确定性,建立了供电方、负荷聚合商、用户三者互动互联的DR双层模型。得出如下结论:

(1) 相较于不计及用户不确定性的DR模型,文中模型更精确地估计了用户的响应行为,使执行效果提高6.01%,且平均负荷削减量减小72.35MW。但文中模型需要对每个用户进行模糊控制算子迭代,所需计算时间相对较长。

(2) 因文中模型摒弃了以电价为控制变量,对成本欠缺考虑,导致不合理成本出现,使得每千瓦负荷削减成本达到34.28元;同时也削弱了供电方对DR的调控能力。但从平抑负荷的角度来说,相较于传统DR模型,文中模型每降低1%负荷偏差所需的成本更少。

(3) 模型具有随迭代次数增加而逐步优化的特性。模型通过筛选优质可调资源优化DR结果,当优质用户聚类至同一类用户后,迭代结果达到最优。

参考文献:

[1] 王昀,谢海鹏,孙啸天,等. 计及激励型综合需求响应的电热综合能源系统日前经济调度[J]. 电工技术学报,2021,36(9):1926-1934.
WANG Yun, XIE Haipeng, SUN Xiaotian, et al. Day-ahead economic dispatch for electricity-heating integrated energy system considering incentive integrated demand response[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(9): 1926-1934.

[2] 王丹,兰宇,贾宏杰,等. 基于弹性温度可调裕度的中央空调集群需求响应双层优化[J]. 电力系统自动化,2018,42(22):118-126,134.
WANG Dan, LAN Yu, JIA Hongjie, et al. Double-layer optimization strategy of cluster central air-conditioner demand response based on elastic temperature adjustable margin[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(22): 118-126, 134.

[3] 孙宇军,王岩,王蓓蓓,等. 考虑需求响应不确定性的多时间尺度源荷互动决策方法[J]. 电力系统自动化,2018,42(2):106-113,159.
SUN Yujun, WANG Yan, WANG Beibei, et al. Multi-time scale decision method for source-load interaction considering demand response uncertainty[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(2): 106-113, 159.

[4] 洪奕,刘瑜俊,徐青山,等. 基于积分制和分时电价的电动汽车混合型精准需求响应策略[J]. 电力自动化设备,2020,40(11):106-116.
HONG Yi, LIU Yujun, XU Qingshan, et al. Hybrid targeted demand response strategy of electric vehicles based on integral system and time-of-use electricity price[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(11): 106-116.

[5] 徐箭,曹慧秋,唐程辉,等. 基于扩展序列运算的含不确定性需求响应电力系统优化调度[J]. 电力系统自动化,2018,42(13):152-160.
XU Jian, CAO Huiqiu, TANG Chenghui, et al. Optimal dispatch of power system considering uncertainty of demand response based on extended sequence operation[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(13): 152-160.

[6] 李姚旺,苗世洪,刘君瑶,等. 考虑需求响应不确定性的光伏微电网储能系统优化配置[J]. 电力系统保护与控制,2018,46(20):69-77.
LI Yaowang, MIAO Shihong, LIU Junyao, et al. Optimal allocation of energy storage system in PV micro grid considering uncertainty of demand response[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(20): 69-77.

[7] 闫梦阳,李华强,王俊翔,等. 计及综合需求响应不确定性的园区综合能源系统优化运行模型[J]. 电力系统保护与控制,2022,50(2):163-175.
YAN Mengyang, LI Huaqiang, WANG Junxiang, et al. Optimal operation model of a park integrated energy system considering uncertainty of integrated demand response[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(2): 163-175.

[8] 杨力俊,潘伟,田闻旭. 计及需求响应和风光不确定性的微电网多目标优化模型[J]. 电力需求侧管理,2022,24(3):1-8.
YANG Lijun, PAN Wei, TIAN Wenxu. Multi-objective optimization model of microgrid considering demand response and uncertainty of wind power and photovoltaic[J]. Power Demand Side Management, 2022, 24(3): 1-8.

[9] 杨苹,曾凯林,余雁琳,等. 电能量市场下负荷聚合商参与负荷削减投标策略[J]. 电力工程技术,2022,41(1):2-10.
YANG Ping, ZENG Kailin, YU Yanlin, et al. Strategy of load ag-

- gregator participating in load curtailment bidding under power market[J]. *Electric Power Engineering Technology*, 2022, 41(1):2-10.
- [10] SAMADI P, MOHSENIAN-RAD H, WONG V W S, et al. Real-time pricing for demand response based on stochastic approximation[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2014, 5(2):789-798.
- [11] 华亮亮, 黄伟, 葛良军, 等. 计及需求响应的主动配电网双层优化调度模型[J]. *电力建设*, 2018, 39(9):112-119.
HUA Liangliang, HUANG Wei, GE Liangjun, et al. Bi-level optimal dispatch model of active distribution network with demand response[J]. *Electric Power Construction*, 2018, 39(9):112-119.
- [12] HOSSEINI IMANI M, ZALZAR S, MOSAVI A, et al. Strategic behavior of retailers for risk reduction and profit increment via distributed generators and demand response programs[J]. *Energies*, 2018, 11(6):1602.
- [13] 贺帅佳, 高红均, 刘俊勇, 等. 计及需求响应柔性调节的分布鲁棒 DG 优化配置[J]. *中国电机工程学报*, 2019, 39(8):2253-2264.
HE Shuaijia, GAO Hongjun, LIU Junyong, et al. Distributionally robust optimal DG allocation model considering flexible adjustment of demand response[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2019, 39(8):2253-2264.
- [14] 王均, 黄琦. 基于优惠券激励的需求响应双层优化机制[J]. *电力系统保护与控制*, 2019, 47(1):108-114.
WANG Jun, HUANG Qi. Coupon incentives based customers voluntary demand response program via bilevel optimization mechanism[J]. *Power System Protection and Control*, 2019, 47(1):108-114.
- [15] 郝勇生, 王培红, 高赐威, 等. 基于大用户能效的电网需求响应机制[J]. *电力自动化设备*, 2019, 39(4):44-49.
HAO Yongsheng, WANG Peihong, GAO Ciwei, et al. Demand response mechanism of power grid based on energy efficiency of large user[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2019, 39(4):44-49.
- [16] 陈冠廷, 张利, 刘宁宁, 等. 基于区块链的面向居民用户需求响应交易机制[J]. *电力自动化设备*, 2020, 40(8):9-17.
CHEN Guanting, ZHANG Li, LIU Ningning, et al. Blockchain-based transaction mechanism for residential users demand response[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2020, 40(8):9-17.
- [17] 刘天琪, 卢俊, 何川, 等. 考虑联合热电需求响应与高比例新能源消纳的多能源园区日前经济调度[J]. *电力自动化设备*, 2019, 39(8):261-268.
LIU Tianqi, LU Jun, HE Chuan, et al. Day-ahead economic dispatch of multi-energy parks considering integrated thermo-electric demand response and high penetration of renewable energy[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2019, 39(8):261-268.
- [18] 林国营, 卢世祥, 郭昆健, 等. 基于主从博弈的电网公司需求响应补贴定价机制[J]. *电力系统自动化*, 2020, 44(10):59-67.
- LIN Guoying, LU Shixiang, GUO Kunjian, et al. Stackelberg game based incentive pricing mechanism of demand response for power grid corporations[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2020, 44(10):59-67.
- [19] 涂京, 周明, 李庚银, 等. 面向居民需求响应的售电公司势博弈分布式优化策略[J]. *中国电机工程学报*, 2020, 40(2):400-411.
TU Jing, ZHOU Ming, LI Gengyin, et al. A potential game based distributed optimization strategy for the electricity retailer considering residential demand response[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2020, 40(2):400-411.
- [20] 代业明, 高岩, 高红伟, 等. 智能住宅小区的需求响应主从博弈模型[J]. *电力系统自动化*, 2017, 41(15):88-94.
DAI Yeming, GAO Yan, GAO Hongwei, et al. Leader-follower game model for demand response in smart residential grid[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2017, 41(15):88-94.
- [21] WEI W, LIU F, MEI S W. Energy pricing and dispatch for smart grid retailers under demand response and market price uncertainty[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2015, 6(3):1364-1374.
- [22] 范添圆, 王海云, 王维庆, 等. 计及主/被动需求响应下基于合作博弈的微网-配电网协调优化调度[J]. *电网技术*, 2022, 46(2):453-463.
FAN Tianyuan, WANG Haiyun, WANG Weiqing, et al. Coordinated optimization scheduling of microgrid and distribution network based on cooperative game considering active/passive demand response[J]. *Power System Technology*, 2022, 46(2):453-463.
- [23] 王萧博, 黄文焘, 郜能灵, 等. 一种源-荷-储协同的电热微网联络线功率平滑策略[J]. *电工技术学报*, 2020, 35(13):2817-2829.
WANG Xiaobo, HUANG Wentao, TAI Nengling, et al. A Tie-line power smoothing strategy for microgrid with heat and power system using source-load-storage coordination control[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2020, 35(13):2817-2829.
- [24] 屠聪为, 曹军, 于东立, 等. 基于空调负荷的虚拟储能参与调频的控制策略[J]. *电力需求侧管理*, 2019, 21(1):16-21.
TU Congwei, CAO Jun, YU Dongli, et al. Control strategy of virtual energy storage system participating in frequency modulation based on air conditioning loads[J]. *Power Demand Side Management*, 2019, 21(1):16-21.
- [25] 夏成文, 许凯帅, 鲍玉昆, 等. 基于单值聚类分析的区域居民概率负荷预测研究[J]. *电力信息与通信技术*, 2021, 19(1):1-10.
XIA Chengwen, XU Kaishuai, BAO Yukun, et al. Research on probabilistic load forecasting for regional residential users based on single value cluster analysis[J]. *Electric Power Information and Communication Technology*, 2021, 19(1):1-10.
- [26] 李暄, 马瑞, 罗阳. 基于 Stackelberg 博弈的微网价格型需求响应及供电定价优化[J]. *电力系统保护与控制*, 2017, 45

(5):88-95.

LI Xuan, MA Rui, LUO Yang. Price-based demand response of micro-grid and optimal pricing strategy based on Stackelberg game[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(5): 88-95.

[27] 李强, 朱丹丹, 黄地, 等. 虚拟电厂运营商与电动汽车用户的主从博弈定价策略[J]. 电力工程技术, 2022, 41(4): 183-191.

LI Qiang, ZHU Dandan, HUANG Di, et al. Stackelberg game pricing strategy between virtual power plant operators and electric vehicle users[J]. Electric Power Engineering Technology,

2022, 41(4):183-191.

作者简介:



谢雨奇

谢雨奇(1998),男,硕士在读,研究方向为新能源及优化调度技术(E-mail:xieyuqi2020@163.com);

曾伟(1979),男,博士,高级工程师,从事电力系统软件开发工作;

马瑞(1971),男,博士,教授,研究方向为电力系统分析与控制、综合能源系统规划和运行、电力市场等。

Two-layer game model for demand response considering fuzzy control of user responsiveness

XIE Yuqi¹, ZENG Wei², MA Rui¹

(1. School of Electrical and Information Engineering, Changsha University of Science & Technology, Changsha 410114, China; 2. State Grid Jiangxi Electric Power Co., Ltd. Research Institute, Nanchang 330096, China)

Abstract: In the distribution network, the participation of flexible resources such as distributed new energy and controllable load in demand response has become an important measure of load adjusting in the new power system. How to consider the uncertainty of user responsiveness and balance the interests of multiple participants is very critical. In this paper, the fuzzy control model of user responsiveness is established firstly, and the benefit function model of multi-agent demand response participants such as power supplier, load aggregator and user is given considering the fuzziness of user responsiveness. Furthermore, with the objectives of minimizing the deviation of daily load curve and minimizing the system cost, the upper optimization adopts the optimal demand response scheme of the power supplier. The lower optimization obtains the best task allocation between the power supplier and the load aggregator, so as to establish the two-layer model of multi-agent collaborative demand response of the power supplier, the load aggregator and the user. A solution method based on Stackelberg game theory and k -means clustering algorithm is proposed. Finally, the simulation results of historical data in an area show that the model can effectively screen high-quality demand response resources to suppress load fluctuation under the consideration of user responsiveness and collaborative of multi-agent interests.

Keywords: multi-objective optimization; Stackelberg game; demand response; k -means clustering algorithm; uncertainty; fuzzy control

(编辑 陆海霞)